

УДК 681.324

Р. Н. Кветний, д. т. н., проф.; В. В. Кабачій, к. т. н., доц.; О. О. Чумаченко**ІМОВІРНІСНІ НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ В ЗАДАЧАХ ІДЕНТИФІКАЦІЇ
ЧАСОВИХ РЯДІВ**

У цій статті розглянуто можливість ідентифікації часових рядів на основі ймовірнісних нейронних мереж. Досліджено вплив ширини ядерної функції на адекватне відновлення густини та якість класифікації. Розглянуто модифіковані версії ймовірнісних нейронних мереж та особливості їх застосування. Виділено переваги та недоліки ймовірнісних нейронних мереж.

Ключові слова: ймовірнісні нейронні мережі (PNN), ідентифікація, класифікація образів, аналіз часових рядів.

Вступ

Задача ідентифікації (процесів, систем) або побудова математичної моделі за результатами спостережень посідає одне з головних місць у сучасній теорії управління і прийняття рішень в різних сферах: техніці, економіці, біології та в ін. Найбільш ефективними математичними моделями, за допомогою яких можна прогнозувати розвиток процесів є ті, під час побудови яких використовуються часові ряди [1].

Традиційні підходи до ідентифікації стають все менш придатними для моделювання складних нелінійних систем. Більшість процесів не можуть бути описані за допомогою традиційних статистичних моделей, оскільки вони є суттєво нелінійними і мають або хаотичну, або квазіперіодичну, або змішану (стохастичну, хаос-динамічну, детерміновану) основу. Адекватним апаратом для побудови моделей практично будь-яких нелінійних структур можуть слугувати методи, які побудовано на основі штучного інтелекту, а саме штучні нейронні мережі, які мають здатність до моделювання нелінійних процесів, адаптації та дозволяють працювати із зашумленими даними. Перспективними є радіально-базисні структури, які відрізняються високою швидкістю навчання й універсальними апроксимуючими можливостями [2, 3].

Саме таким інструментом є ймовірнісні нейронні мережі (PNN – Probabilistic Neural Network), які на фоні інших інтелектуальних засобів, що можуть бути використані для ідентифікації систем, мають багато істотних переваг, які будуть наведені в цій статті. Імовірнісні нейронні мережі належать до нейронних мереж радіально-базисного типу, які завдяки їх надійності сьогодні широко використовуються у різних задачах класифікації образів [5 – 16]. Не випадково в [17] автор повідомляє, що PNN є найбільш ефективною нейронною мережею. Імовірнісні нейронні мережі запропоновано Д. Ф. Шпехтом [18 – 20] як вдосконалення статистичних методів розпізнавання образів.

Метою статті є підвищення ефективності використання ймовірнісних нейронних мереж та їх модифікацій у задачах ідентифікації часових рядів у режимі реального часу.

Постановка завдання

Для прогнозування розвитку процесів перспективним є застосування методів розпізнавання образів, метою яких є класифікація об'єктів за декількома класами. Такий підхід допомагає розв'язати комплекс завдань, які посідають важливе місце в прогнозуванні [2, 21].

Апарат ймовірнісних нейронних мереж, який розглядається, може бути використаний для дослідження наступних процесів, які подано часовими рядами:

- прогнозування електричних навантажень;
- прогнозування зміни котирувань;

- прогнозування стану та якості поверхневих вод;
- розподіл навантаження мережі між інформаційними потоками та ін.

Для цього є можливим застосування методу ковзкого вікна. Нехай, нелінійна залежність, яка ідентифікується, представлена вибіркою «входи-вихід»:

$$(X_i, y_i), i = \overline{1, M}, \quad (1)$$

де $X_i = (x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,p})$ – вектор входів, y_i – вихід в i -ій парі, M – обсяг вибірки.

Завдання ідентифікації – знаходження моделі F , яка забезпечує мінімальне значення відхилення значення виходу моделі при значенні входів, заданих вектором X_r від виходу y_r .

У ймовірнісних нейронних мережах зразки класифікуються на основі оцінок їх подібності до сусідніх зразків. Формальним правилом при класифікації є те, що клас з більшою густиною розподілу ймовірностей у зоні невідомого зразка буде мати перевагу в порівнянні з іншими класами. Для оцінки функції густини розподілу ймовірностей використовуються непараметричні методи оцінки. Дослідження робіт з цього питання показало, що, як правило, застосовують метод Парцена, у відповідності до якого для кожного навчального зразка розглядається деяка вагова функція, яка ще має назву функції потенціалу або ядра.

Найчастіше в якості ядерних функцій беруть спрощені функції Гаусса:

$$K(X) = e^{\left(-\frac{\|X - X_i\|^2}{2\sigma^2}\right)}, \quad (2)$$

де X_i – i -ий зразок вектора X , $i = \overline{1, L}$, X – невідомий зразок, σ – параметр, який задає ширину ядерної функції Гаусса і визначає її вплив. Але вид функції ядра K практично не впливає на точність відновлення густини і на якість класифікації.

Структура ймовірнісної нейронної мережі

Приклад структури ймовірнісної нейронної мережі для розв'язання завдання класифікації p -х компонентних входних векторів x на M класів зображено на рис. 1.

Вхідний шар мережі не виконує розрахунків і слугує для прийому та розподілу ознак вхідного вектора x . Кількість нейронів вхідного шару визначається кількістю ознак вектора x . Шар зразків містить по одному нейрону для кожного зразка вхідного вектора x з навчальної вибірки. Тобто при загальному обсязі навчальної вибірки, яка містить L зразків, шар зразків повинен мати L нейронів. Вхідний шар і шар зразків утворюють повнозв'язну структуру.

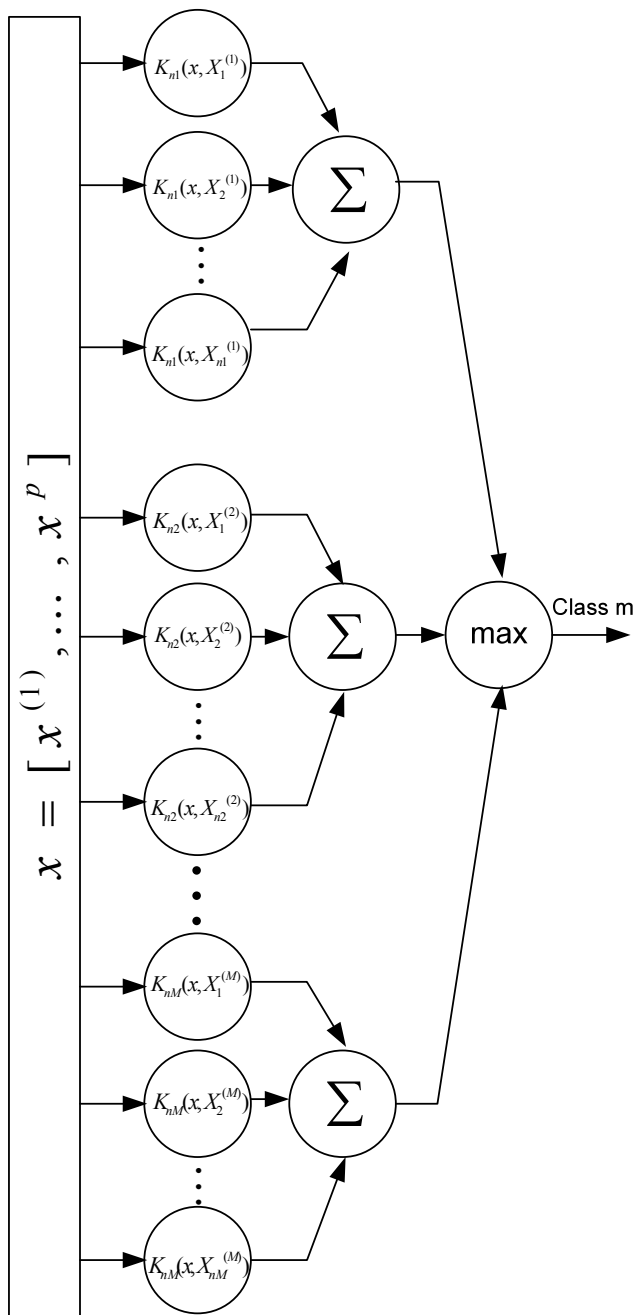


Рис. 1. Архітектура ймовірнісної нейронної мережі

Шар підсумовування містить кількість нейронів як рівну кількості класів, на які розбиваються вхідні образи. Кожний нейрон шару підсумовування має зв'язки тільки з нейронами шару зразків, які відносяться до відповідного класу. Всі значення зв'язків шару підсумовування рівні одиниці.

Вихідний нейрон виконує функції дискримінатора порогової величини. Він вказує, який нейрон шару підсумовування має максимальний вихідний сигнал. Тим самим визначається клас, до якого належить поданий вхідний образ. Ваги зв'язків нейрона вихідного прошарку встановлюються так, щоб на його виході ідентифікувався нейрон прошарку підсумовування з найбільшим значенням активності.

У процесі навчання формується структура ймовірнісної нейронної мережі. Розмірність N векторів навчальної вибірки X_i , $i = \overline{1, L}$ визначає число нейронів і структуру вхідного шару ймовірнісної нейронної мережі. Загальний розмір L навчальної вибірки X_i , $i = \overline{1, L}$ відповідає загальній кількості нейронів прошарку зразків.

Подання мережі кожного з L зразків векторів X_i супроводжується вказівкою від вчителя номера k -го класу, якому належить вхідний зразок. Послідовність подання навчальних векторів може бути довільною. Після подання всіх L векторів навчальної вибірки,

формується структура мережі, і визначаються параметри мережі у вигляді матриці. На цьому процес навчання ймовірнісної нейронної мережі завершується і мережа готова до класифікації невідомих зразків.

У робочому режимі мережі подається вхідний образ X невідомого класу, який спочатку нормалізується, а потім помножується на матрицю вагів і таким чином активує нейрони шару зразків. Кожний нейрон шару зразків показує на своєму виході деякий рівень активності $y_i(X)$. Кожний k -ий нейрон шару підсумовування складає рівні активності $y_i(X)$ всіх нейронів шару зразків свого k -го класу і показує на своєму виході загальний рівень активності даного k -го класу $y^k(X)$, $k = \overline{1, M}$, визначає, який нейрон шару підсумовування має максимальний вихідний сигнал $y^k(X)$. Таким чином, за номером k -го нейрона

визначається номер класу k , до якого з більшою ймовірністю належить образ X .

Отже, ймовірнісні нейронні мережі належать до класу нейронних мереж навчання з вчителем, що автоматично ставить ще одну дуже важливу задачу формування ефективної навчальної вибірки. Використовуючи цю технологію, ми можемо: спрогнозувати відносну зміну майбутніх значень часового ряду; ідентифікувати тренд (висхідний, низхідний, боковий); побудувати індикатор для ідентифікації точок розвороту тренду.

Належний вибір значення параметру згладжування σ є критичним для ефективності ймовірнісної нейронної мережі. Зазначимо, що величина σ впливає на якість відновлення густини. Результати моделювання впливу значення ширини ядерної функції на відновлення густини зображені на рис. 2.

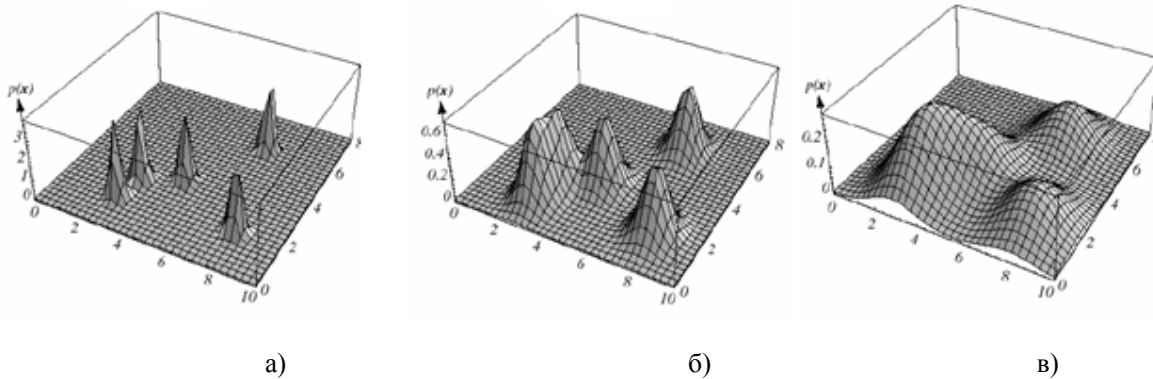


Рис. 2. Вплив керуючого параметру σ на вид оцінки Парцена:

а) невелике σ ; б) середнє σ ; в) велике σ

З рис. 2 видно: якщо значення σ дуже мале, то густина концентрується поблизу навчальних зразків і функція густини ймовірностей зазнаватиме різких стрибків. Однак, якщо значення σ велике, то деталі густини будуть розмиті. Отже, має бути оптимальне значення ширини вікна σ , за якого відновлювальна густина буде найбільш адекватною. Оптимальна ширина вікна σ є компромісом між точністю опису конкретних даних і гладкістю емпіричної густини.

Функція активності k -го нейрона підсумовування визначає значення густини розподілу ймовірностей для всього k -го класу. Загалом вона обчислюється за формулою:

$$Y^k(X) = \frac{1}{N(2\pi)^{\frac{p}{2}} \sigma^p} \sum_{j=1}^{L_k} e^{\left(-\frac{(x-x_{kj})^T (x-x_{kj})}{2\sigma^2} \right)}, k = \overline{1, M}, \quad (3)$$

Зважена ймовірнісна нейронна мережа (WPNN) є вдосконаленою версією традиційної ймовірнісної нейронної мережі PNN. Така мережа забезпечує вищий коефіцієнт розпізнавання і зберігає переваги PNN. Віддільність класів використовується як один з основних критеріїв вибору в класифікації зразків. На відміну від WPNN, традиційна ймовірнісна нейронна мережа встановлює рівні ваги для всіх зразків, без врахування віддільності класів. Тобто WPNN містить вагові коефіцієнти між шаром зразків та шаром підсумовування. Структура WPNN подібна до PNN, єдина відмінність – наявність вагових коефіцієнтів. Функція активності k -го нейрона підсумовування розраховується за формулою:

$$Y^k(X) = \frac{1}{N(2\pi)^{\frac{p}{2}} \sigma^p} \sum_{j=1}^{L_k} V_{kj} e^{\left(-\frac{(x-x_{kj})^T (x-x_{kj})}{2\sigma^2} \right)}, k = \overline{1, M}, \quad (4)$$

де V_{kj} – ваговий коефіцієнт, який є високим для зразка з високим ступенем роздільності класів та низький для зразка з низьким ступенем роздільності класів.

Традиційна ймовірнісна нейронна мережа, яку запропоновано Д. Ф. Шпехтом реалізується за допомогою алгоритму, який забезпечує навчання мережі всього за один прохід. Використання іншої модифікації ймовірнісної нейронної мережі (MPNN) особливо доцільне для аналізу нелінійних часових рядів. Це досягається за рахунок введення зв'язку між структурою PNN і радіальними базисними функціями Гаусса. Так само як і в PNN, навчання MPNN орієнтоване на пам'ять і потребує тільки одного проходу. Під час навчання, нейронна мережа зберігає навчальні вхідні вектори як центри нейронної мережі. Ці центри зв'язуються з значеннями бажаних виходів. Під час класифікації найбільш близький по відношенню до кожного з центрів, який класифікується, вхідний вектор визначається за допомогою ядерної функції. Вихід асоціюється з центром найбільш близьким до вхідного вектора як найбільш подібний вихід. Модель такої мережі:

$$\hat{y}(x) = \frac{\sum_{i=1}^N Z_i y_i e^{\left(-\frac{(x-c_i)^T (x-c_i)}{2\sigma^2}\right)}}{\sum_{i=1}^N Z_i e^{\left(-\frac{(x-c_i)^T (x-c_i)}{2\sigma^2}\right)}}, \quad (5)$$

де c_i – центр вектора для класу у вхідному просторі, Z_i – кількість вхідних векторів, що асоціюються з центром c_i [5].

Висновки

У цій роботі проаналізовано можливості застосування ймовірнісних нейронних мереж для аналізу та прогнозування часових рядів. Ці мережі відрізняються особливо високою швидкістю навчання, що дозволяє використовувати їх для ідентифікації часових рядів у режимі реального часу, та можливістю отримання корисних результатів на малих навчальних вибірках навіть за умов наявності помилкових даних.

Огляд стану проблеми показав, що на сьогодні ймовірнісні нейронні мережі ефективно використовуються для розв'язання задач класифікації при дослідженні різних об'єктів. Доведено, що ефективність цього методу ідентифікації визначається якістю підготовки вхідних даних: забезпеченням їх статистичної незалежності та нормалізацією, що максимально підвищує їх ентропію. Досліджено шляхи підвищення ефективності на основі регулювання основних параметрів нейронних мереж.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Мокін Б. І. Математичні методи ідентифікації електромеханічних процесів / Б. І. Мокін, В. Б. Мокін. – Вінниця: УНІВЕРСУМ-Вінниця, 1999. – 99 с.
 2. Тихонов Е. В. Методы и алгоритмы прогнозирования экономических показателей на базе нейронных сетей и модулярной арифметики / Е. В. Тихонов, В. А. Кузьмищев. – Невинномысск: НИЭУП, 2004. – 166 с.
 3. Сигеру О. Нейроуправление и его приложения / О. Сигеру. – М.: ИПРЖР, 2001. – 321 с.
 4. Streit R. L. Maximum likelihood training of probabilistic neural networks / R. L. Streit, T. E. Luginbuhl // IEEE Trans. Neural Networks, V. 5, 1994. – №5. – P. 764 – 783.
 5. Zaknich A. Introduction to the modified probabilistic neural network for general signal processing applications / A. Zaknich // IEEE Transactions on Signal Processing, V. 46, 1998. – №7. – P. 1980 – 1990.
 6. Saad E. W. Comparative study of stock trend prediction using time delay, recurrent and probabilistic neural networks / E. W. Saad, D. V. Prokhorov, D. C. Wunsch, // IEEE Transactions on Neural Networks, V. 9, 1998. – №6. – P. 1456 – 1470.
 7. Tsuji T. A loglinearized Gaussian mixture network and its application to EEG pattern classification // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics / T. Tsuji, O. Fukuda, H. Ichinobe, V. 29, 1999. – №1. – P. 60 – 72.
 8. Tian B. Temporal updating scheme for probabilistic neural network with application to satellite cloud classification / B. Tian, M. R. Azimi-Sadjadi, T. H. Vonder Haar // IEEE Transactions on Neural Networks, V. 11, 2000.
- Наукові праці ВНТУ, 2010, № 3

– №4. – P. 903 – 920.

9. Lin W. M. Adaptive multiple fault detection and alarm processing for loop system with probabilistic network / W. M. Lin, C. H. Lin, Z. C. Sun // IEEE Transactions on Power Delivery, V. 19., 2004. – №1. – P. 64 – 69.

10. Anagnostopoulos I. Classifying Web pages employing a probabilistic neural network / I. Anagnostopoulos, C. Anagnostopoulos, V. Loumos // IEEE Proceedings – Software, V. 151, 2004. – №3. – P. 139– 150.

11. Gerbec D. Allocation of the load profiles to consumers using probabilistic neural networks / D. Gerbec, S. Gasperic, I. Smon // IEEE Transactions on Power Systems, V.20, 2005. – №2 – P. 548 – 555.

12. Masters T. Advanced Algorithms For Neural Networks. A C++ Source-book New York / T. Masters – New York: Wiley, 1995. – 431 p.

13. Specht D. F. Probabilistic neural networks and the polynomial adaline as complementary techniques for classification / D. F. Specht // IEEE Trans. Neural Networks, Jan, 1990. – P. 111 – 121.

14. Specht D. F. Probabilistic neural networks / D. F. Specht // Neural Networks, V. 3, 1990. – P.109 – 118.

15. Specht D. F. Enhancements to the probabilistic neural networks / D. F. Specht // Proc IEEE Int Joint Conf. Neural Networks, 1992. – P.761 – 768.

16. Минаев Ю. Н. Методы и алгоритмы решения задач идентификации и прогнозирования в условиях неопределенности в нейросетевом логическом базисе / Ю. Н. Минаев, О. Ю. Филимонова, Бенамеур Лиес. – М.: Горячая линия – Телеком, 2003. – 205 с.

Кветний Роман Наумович – д. т. н., професор, завідувач кафедри автоматики та інформаційно-вимірювальної техніки.

Кабачій Владислав Володимирович – к. т. н., доцент кафедри автоматики та інформаційно-вимірювальної техніки.

Чумаченко Ольга Олегівна – студентка інституту магістратури, аспірантури та докторантури.
Вінницький національний технічний університет.